

基于多频带特征图和改进 SqueezeNet 的 滚动轴承故障诊断

冯志刚¹, 任梦媛¹, 董冰², 于明月¹

(1. 沈阳航空航天大学自动化学院, 沈阳 110136; 2. 沈阳飞机工业(集团)有限公司, 沈阳 110000)

摘要: 针对目前基于深度学习的故障诊断方法普遍存在模型参数量大和诊断时间长、在噪声环境下诊断性能也会大打折扣的问题, 提出了一种快速、轻量的智能化诊断模型进行滚动轴承故障诊断。首先, 利用鱼鹰优化算法(OOA)优化变分模态分解(VMD)的参数, 进而基于固有模态函数(IMF)分量设计一种多频带灰度特征图; 然后, 基于有效注意力通道(ECA)模块设计一种残差注意力机制(RAM)模块, 并集成到 SqueezeNet 模型中; 最后, 使用 K 最近邻(KNN)代替 Softmax 函数对故障进行识别与分类, 建立了 RSqueezeNet-KNN 模型。两组实验结果表明: 在噪声环境下, 该模型对比其他方法能够实现轻量化应用, 具有优秀的诊断性能。

关键词: 轴承故障诊断; 灰度特征图; SqueezeNet 模型; 注意力机制; 轻量化

中图分类号: TH17; TP277 **文献标志码:** A **文章编号:** 1671-5497(2026)01-0096-13

DOI: 10.13229/j.cnki.jdxbgxb.20240710

Rolling bearing fault diagnosis based on multi-band feature map and improved SqueezeNet

FENG Zhi-gang¹, REN Meng-yuan¹, DONG Bing², YU Ming-yue¹

(1. School of Automation, Shenyang Aerospace University, Shenyang 110136, China; 2. Aircraft Industry(Group) Co., Ltd., Shenyang 110000, China)

Abstract: At present, fault diagnosis methods based on deep learning generally have the problems of large model parameters and long diagnosis times, and the diagnostic performance will be greatly reduced in noisy environments. This paper proposes a fast and lightweight intelligent diagnosis model for rolling bearing fault diagnosis. Firstly, the parameters of the variational mode decomposition (VMD) are optimized using the osprey optimization algorithm (OOA) to design a unique multi-frequency band grayscale feature map based on the intrinsic mode function (IMF) component. Then a residual attention mechanism module (RAM) is designed based on the efficient channel attention (ECA) module, which is integrated into the SqueezeNet model, and the K -nearest neighbor (KNN) method is used instead of the Softmax function to identify and classify the faults, and the RSqueezeNet-KNN model is established. Experimental results on two bearing datasets show that the model is able to achieve lightweight applications with excellent diagnostic performance compared to other methods in noisy environments.

收稿日期: 2024-06-25.

基金项目: 国家自然科学基金项目(51605309).

作者简介: 冯志刚(1980-), 男, 教授, 博士. 研究方向: 自确认传感器技术, 故障诊断. E-mail: fzg1023@yeah.net

Key words: bearing fault diagnosis; grayscale feature map; SqueezeNet model; attention mechanism; light-weighting

0 引言

滚动轴承是大多数机械传动装置的关键性零件,一旦发生故障,将会影响轴承乃至整个机械结构的运行与安全,可能引发巨大经济损失和人员伤亡^[1]。

目前对于非平稳振动信号的特征提取多使用信号分解,如小波变换、经验模态分解(Empirical mode decomposition, EMD)等。栾孝驰等^[2]基于小波包和支持向量机(Support vector machines, SVM)建立了故障诊断模型。但小波变换对基函数的选择高度依赖,导致其自适应性较低。谷玉海等^[3]通过 EMD 将信号压缩转化成二值化图像,通过卷积网络完成轴承故障诊断。但 EMD 对噪声敏感,且易存在模态混叠问题,影响分解结果的准确性。而 VMD^[4]可指定分解模态数,能有效改善上述问题。VMD 中分解个数 K 和惩罚因子 α 影响分解结果,现已有一些研究人员通过启发式算法优化 VMD 参数,从而提高 VMD 的分解能力^[5,6],但大多方法仍存在寻优时间长、稳定性差等问题。

智能故障诊断方法采用数据驱动的方式实现故障诊断,能直接从振动信号中提取出有用的特征。目前常见的模型包括人工神经网络(Artificial neural network, ANN)、SVM、KNN 和深度神经网络等。杨战社等^[7]提出基于 EEMD 能量熵和 ANN 结合的方法,实现了异步电机转子的故障诊断。Pandya 等^[8]设计了一种利用 KNN 结合声发射分析的故障诊断技术,具有良好的稳定性。

目前深度学习的主流研究方法有卷积神经网络(Convolutional neural networks, CNN)以及在其基础上发展而来的 AlexNet、ResNet、VGG-16^[9]等,这些深度神经网络模型可以实现“端到端”的故障诊断,拥有出色的故障诊断性能。Gu 等^[10]构建了一种 VMD、CNN 和 SVM 联合使用的 ResNet 诊断模型,拥有较高的诊断精度。Wang 等^[11]将时域信号转换为 RGB 图像,结合 AlexNet 网络,实现了故障诊断。

深度神经网络虽能通过大量数据实现了高精度故障诊断,但因层数多、参数多,在实际工程中

受限于计算和存储。SqueezeNet^[12]模型是一种轻量且高效的网络模型,参数量极少,该模型仅为 AlexNet 网络 1/50 的参数量,在 ImageNet 上实现了与之同级别的精度,最大限度地提高了运算速度。故本文对 SqueezeNet 模型进行改进,引入残差注意力模块,改变分类器,进行故障诊断应用。

在实际的工业应用中,采集到的振动信号会含有大量噪声,卷积核难以提取到有效的故障特征,导致网络学习能力下降,无法保证诊断精度。此外,大多数深度神经网络都是基于监督学习,需要对振动信号样本进行标签标注,但标注经验不足可能会导致标签噪声的存在^[13]。不准确的标签会误导学习系统,导致标签诊断错误,严重影响诊断性能,限制其工业实际应用。

综上,本文利用鱼鹰优化算法(Osprey optimization algorithm, OOA)优化 VMD 的参数,基于分解后的信号设计了一种多频带灰度特征图,进而改进 SqueezeNet 网络模型,基于 ECA 构造 RAM 模块,并用 KNN 替代 Softmax 函数,建立 RSqueezeNet-KNN 模型。实验验证表明:本文方法快速、轻量化,并在标签噪声和噪声环境下仍能保持高准确率,说明模型能很好地应用到实际工业环境。

1 理论知识

1.1 VMD

VMD 是一种自适应信号分解算法,基于经典维纳滤波和 Hilbert 变换。此算法通过分解产生多个与中心频率对应的 IMF。分解过程如下:

变分问题可被构造为:

$$\begin{cases} \min_{\{u_k\}, \{\omega_k\}} \left\{ \sum_k \left\| \partial_t \left[\left(\delta(t) + \frac{j}{\pi t} \right) * u_k(t) \right] \cdot e^{-j\omega_k t} \right\|_2^2 \right\} \\ \text{s.t. } \sum_k u_k = f \end{cases} \quad (1)$$

式中: $\{u_k\} = \{u_1, u_2, \dots, u_K\}$ 为所有模态的集合; $\{\omega_k\} = \{\omega_1, \omega_2, \dots, \omega_K\}$ 为所有中心频率的集合; f 为输入信号; $\delta(t)$ 为狄拉克分布函数; $*$ 为卷积符号。

引入二次惩罚项和拉格朗日乘子后,式(1)可被改写为:

$$\mathcal{L}(\{u_k\}, \{\omega_k\}, \lambda) = \alpha \left\| \sum_k \partial_t \left[\delta(t) + \frac{j}{\pi t} \right] * u_k(t) \right\|_2^2 + \left\| f(t) - \sum_k u_k(t) \right\|_2^2 + \left\langle \lambda(t), f(t) - \sum_k u_k(t) \right\rangle \quad (2)$$

式中: λ 为拉格朗日因子; α 为惩罚因子。

求解模态和中心频率的公式为:

$$\hat{u}_k^{n+1}(\omega) = \frac{\hat{f}(\omega) - \sum_{i \neq k} \hat{u}_i(\omega) + \frac{\hat{\lambda}(\omega)}{2}}{1 + 2\alpha(\omega - \omega_k)^2} \quad (3)$$

$$\omega_k^{n+1} = \frac{\int_0^\infty \omega |\hat{u}_k(\omega)|^2 d\omega}{\int_0^\infty |\hat{u}_k(\omega)|^2 d\omega} \quad (4)$$

在 VMD 过程中,需要分别设置 IMF 分量个数 K 、二次惩罚因子 α 、噪声容限 τ 和收敛精度 ϵ 这 4 个参数,其中后 2 个参数对分解影响较小,通常可以采用默认值;而前 2 个参数需要根据具体情况选取适当的阈值,以达到最优分解效果。

1.2 OOA

OOA^[14] 是一种基于种群的新型优化算法,根据鱼鹰种群的搜索能力提供优化方案。其全局搜索能力强,参数简单,试验次数少,在收敛速度、稳定性及鲁棒性方面较其他算法有显著优势。

首先,构造一个鱼鹰种群:

$$X = \begin{bmatrix} x_{1,1} & x_{1,2} & \cdots & x_{1,m} \\ x_{2,1} & x_{2,2} & \cdots & x_{2,m} \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ x_{n,1} & x_{n,2} & \cdots & x_{n,m} \end{bmatrix}_{n \times m} \quad (5)$$

$$x_{i,j} = lb_j + r_{i,j} \cdot (ub_j - lb_j) \quad (6)$$

式中: $i = 1, 2, \dots, n$; $j = 1, 2, \dots, m$; X 为鱼鹰种群的总体矩阵; n 为鱼鹰的数量; m 为 j 维问题变量个数; $r_{i,j}$ 为区间 $[0, 1]$ 的随机数; lb_j 和 ub_j 分别为第 j 维问题变量的下界和上界。

鱼鹰种群整体的适应度值可以表示为:

$$F = \begin{bmatrix} F_1 \\ F_2 \\ \vdots \\ F_n \end{bmatrix}_{n \times 1} = \begin{bmatrix} F(x_{1,1}, x_{1,2}, \dots, x_{1,m}) \\ F(x_{2,1}, x_{2,2}, \dots, x_{2,m}) \\ \vdots \\ F(x_{n,1}, x_{n,2}, \dots, x_{n,m}) \end{bmatrix}_{n \times 1} \quad (7)$$

第一阶段(探索):这一阶段是基于鱼鹰对鱼

群的捕食动作,从而导致鱼群在搜索空间中的位置显著更新,鱼群的位置集合由下式表示:

$$FP_i = \{x_k | k \in \{1, 2, \dots, n\} \wedge F_k < F_i\} \cup X_{\text{best}} \quad (8)$$

式中: FP_i 为第 i 个鱼鹰的目标鱼的位置集合; X_{best} 为最优解。

鱼鹰随机确定一条鱼的位置并进行捕食行动,利用如下公式进行位置更新:

$$x_{i,j}^{P1} = x_{i,j} + r_{i,j} \cdot (SF_{i,j} - I_{i,j} \cdot x_{i,j}) \quad (9)$$

$$x_{i,j}^{P1} = \begin{cases} x_{i,j}^{P1}, lb_j < x_{i,j}^{P1} < ub_j \\ lb_j, x_{i,j}^{P1} < lb_j \\ ub_j, x_{i,j}^{P1} > ub_j \end{cases} \quad (10)$$

$$X_i = \begin{cases} X_i^{P1}, F_i^{P1} < F_i \\ X_i, \text{else} \end{cases} \quad (11)$$

式中: X_i^{P1} 为第 i 条鱼更新的位置, $x_{i,j}^{P1}$ 为其第 j 维; $SF_{i,j}$ 为被第 i 个鱼鹰选择的鱼的第 j 维; $I_{i,j}$ 为集合 $\{1, 2\}$ 的随机数。

第二阶段(开发):在鱼鹰捕获猎物后,会进行微小位置调整,将鱼带到安全位置进行取食。首先进行位置更新:

$$x_{i,j}^{P2} = x_{i,j} + \frac{lb_j + r \cdot (ub_j - lb_j)}{t} \quad (12)$$

$$x_{i,j}^{P2} = \begin{cases} x_{i,j}^{P2}, lb_j < x_{i,j}^{P2} < ub_j \\ lb_j, x_{i,j}^{P2} < lb_j \\ ub_j, x_{i,j}^{P2} > ub_j \end{cases} \quad (13)$$

$$X_i = \begin{cases} X_i^{P2}, F_i^{P2} < F_i \\ X_i, \text{else} \end{cases} \quad (14)$$

式中: $t = 1, 2, \dots, T$, 其中 T 为总迭代次数; $x_{i,j}^{P2}$ 为更新后的位置; t 为当前迭代次数。

1.3 OOA-VMD

本文使用 OOA 对 VMD 参数进行寻优,以样本熵的最小值作为适应度函数。样本熵衡量了时间序列的复杂性和随机性。高样本熵值意味着振动信号的序列更为复杂,其自相似性较低,元素更随机;而低样本熵值则表示振动信号具有较高的自相似性,其序列显示出更多规律性^[15]。

OOA-VMD 的优化具体步骤如下:

(1) 参数初始化:设置种群规模总数、参数 $[K, \alpha]$ 的调整界限以及最大迭代轮次 T 等。

(2) 适应度计算:对每个个体进行 VMD 分解,计算其适应度值并进行评估,采用局部极小样本熵作为适应度值的量化标准。

(3) OOA 的觅食过程:在探索阶段,鱼鹰向目标鱼群位置方向移动并进行捕食动作;在开发阶

段,鱼鹰进行微小位置移动,局部优化寻求最优。

(4)位置更新:基于鱼鹰的觅食行为,更新种群中的个体位置,即更新 VMD 参数。

(5)重新适应度评估及更新最优解:利用更新后的 VMD 参数重新分解信号,计算新的适应度值。若新个体优于之前个体,则更新最优解。

(6)中止条件检验:检验算法是否达到设定迭代的上限,若达到则算法结束并输出当前的最优位置和相应的适应度值;若未达到,流程将返回到步骤(4)继续执行。

本文设置种群规模为 30,最大迭代次数为 20,

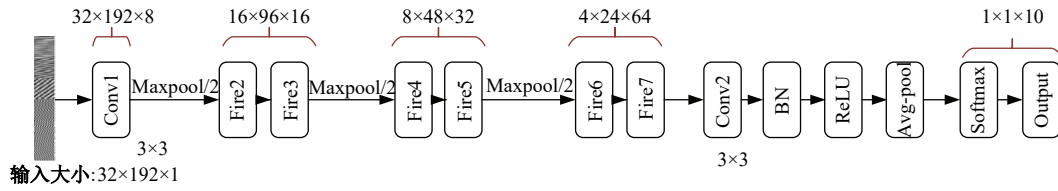


图 1 SqueezeNet 模型结构图

Fig. 1 Structure diagram of SqueezeNet model

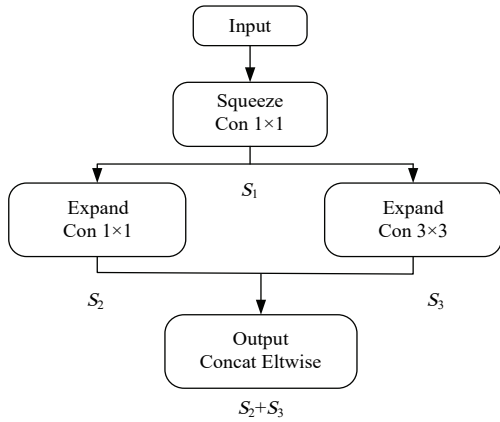


图 2 Fire 模型结构图

Fig. 2 Structure diagram of Fire model

1.5 ECA-Net

ECA-Net 是在压缩-激励网络 (Squeeze-and-excitation network, SE-Net) 的基础上改进的新型轻量级通道注意力机制。通过使用大小为 k 的一维卷积核,在不降维的情况下,融合各通道的特征信息,实现局部范围内的跨通道交互,同时保证特征维度不改变。在卷积和池化的过程中,通过合理配置每个通道的权重,从而有效应对由于特征图中不同通道信息量差异导致的忽视问题,使模型性能得到显著提升^[16]。如图 3 所示, ECA 模块首先对输入的图像特征 $\chi \in \mathbb{R}^{W \times H \times C}$ 进行全局平均池化 (Global average pooling, GAP) 处理,以此捕捉图像中未降维的所有特征 χ_{avg} ,公式如下:

$[K, \alpha]$ 的优化范围分别为 $[1, 11]$ 和 $[500, 3\,000]$ 。

1.4 SqueezeNet

SqueezeNet 网络是一种轻量化 CNN 模型,其结构如图 1 所示。Fire 模块是网络模型的核心,如图 2 所示,每个模块都是由一个 Squeeze 层和一个 Expand 层组成。

SqueezeNet 模型的卷积核需满足 $S_1 < S_2 + S_3$ 。 1×1 卷积核的使用可以对输入特征图进行降维,减少网络参数量, 1×1 和 3×3 卷积核的组合使用,可以拓宽网络的宽度,使得网络计算效率提高, Fire 模块也能很好地提高识别性能。

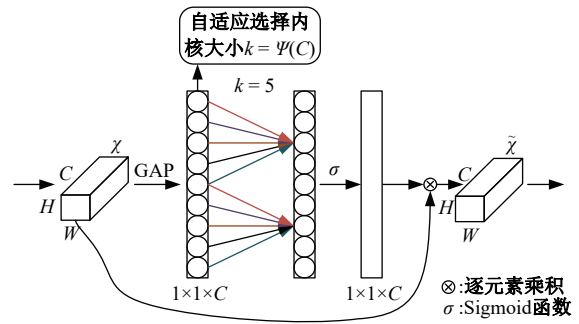


图 3 ECA 模块结构图

Fig. 3 Diagram of ECA module

$$\begin{cases} \chi_{avg} = \text{GAP}(\chi) \\ \text{GAP}(\chi) = \frac{1}{W \times H} \sum_{i=1, j=1}^{W, H} \chi_{i,j} \end{cases} \quad (15)$$

式中: $\chi_{i,j}$ 为输入的全通道特征。

随后, ECA 使用尺寸为 k 的一维卷积获取跨通道交互信息,参数 k 使用自适应函数依据输入通道数 C 生成,公式为:

$$k = \frac{\log_2 C + 1}{2} \quad (16)$$

最后,通过应用 Sigmoid 函数计算每个通道特征权重的比例,再将这些权重与原始输入特征结合起来,这样不仅提高了模型对不同特征的重视程度,而且使得调整后的特征包含了通道注意力机制,从而提高了处理特征的有效性和功能性。

2 故障诊断方法

2.1 OOA-VMD 灰度图像构造

本文通过构造灰度图像,可以消除掉环境噪声的影响,获得高精度的诊断结果。图 4 详细介绍了灰度特征图的构建方法。将传感器收集到的振动信号通过 OOA-VMD 分解成一系列 IMF 分量,并对每一条分量信号进行归一化处理,消除不同信号之间的量纲影响,转换成 2D 灰度图像,并将灰度图像根据各 IMF 中心频率从低到高的顺序进行图像拼接,建立了基于各模态分量的灰度图像特征图。图像拼接将多段特征信息整合在一起,提供更为丰富全面的信息,能够减小噪声等对诊断结果的影响,有效捕捉更细微的特征,增强特征表达能力,提高故障诊断的准确性。

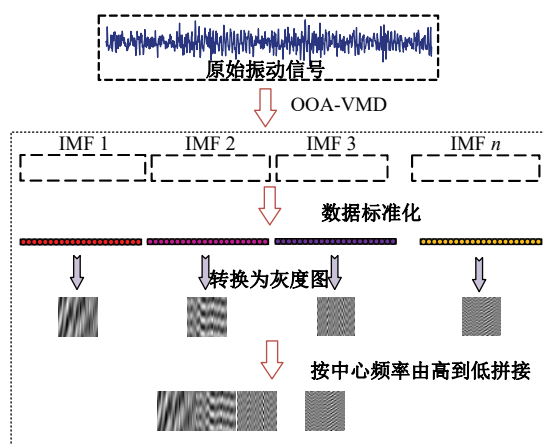


图 4 OOA-VMD 灰度特征构造图

Fig. 4 OOA-VMD grayscale feature image construction diagram

2.2 RSqueezeNet-KNN 网络模型构建

(1) RAM 模块构建

本文使用 1.5 节中由 ECA-Net 构建的 RAM 模块,如图 5 所示。该模块不仅拥有更强的特征提取能力,而且使用更少的模型参数来减少计算量,非常适合轻量级深度神经网络的使用。

对于输入特征 $\chi \in \mathbb{R}^{W \times H \times C}$,该模块首先使用两个 1×1 卷积核进行特征降维,两个新的图像特征的通道数均为 $C/2$ 。随后将其中一方的图像特征使用 ECA-Net 进行特征提取。接着将两部分图像特征进行特征拼接,使拼接后的特征通道数恢复为 C 。新的图像特征不仅包含原图像特征的信息,也拥有 ECA-Net 处理后的特征信息,使网络提取的特征信息更加丰富。最后,使用残差

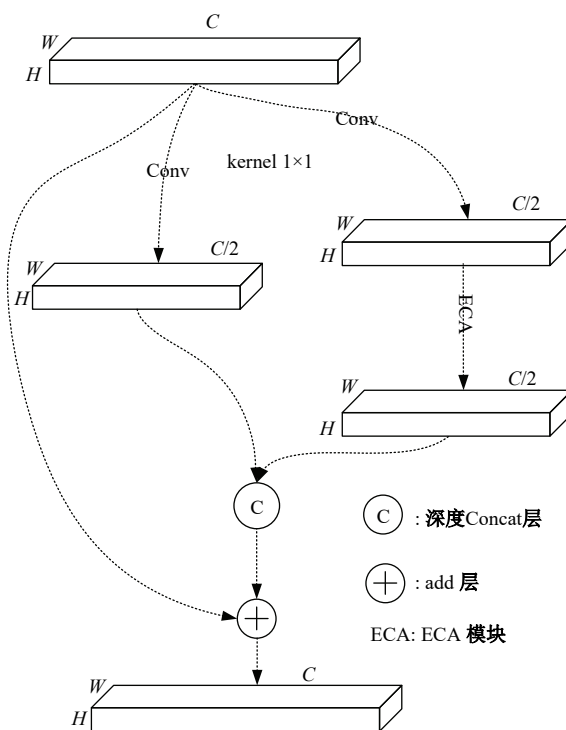


图 5 RAM 模型结构图

Fig. 5 Structure diagram of RAM model

结构实现跨层信息交流,避免了信号弱化和噪声干扰,防止梯度消失。

(2) SqueezeNet-KNN 模型

图 6 展示了 RSqueezeNet-KNN 模型的具体结构,主要有以下变化:①使用 RAM 模块替换掉传统 SqueezeNet 尾部的两个 Fire 模块,使整个模型使用更少的参数量获取更全面的特征,更有助于捕捉到信号的关键特征,提高了特征处理能力,提升智能诊断模型的性能;②使用 KNN 代替 Softmax 函数分类器进行故障识别与分类。KNN 相比于 Softmax 函数,模型运算简单且训练复杂度低,避免出现数值溢出和过拟合问题,更适用于多分类问题。

2.3 故障诊断方法框架

本文提出的多频带灰度特征图的构造过程以及改进的 RSqueezeNet-KNN 网络模型具体构成流程如图 7 所示,详细步骤如下:

步骤 1 使用 OOA 优化 VMD,得到最优的 $[K, \alpha]$ 参数组合。

步骤 2 将 VMD 得到的 IMFs 归一化处理后将转换成灰度图像,按 IMF 中心频率从低到高的顺序将灰度图像进行拼接,得到多频带灰度特征图。

步骤 3 将得到的特征图样本按照一定比例随机划分为训练集与测试集。

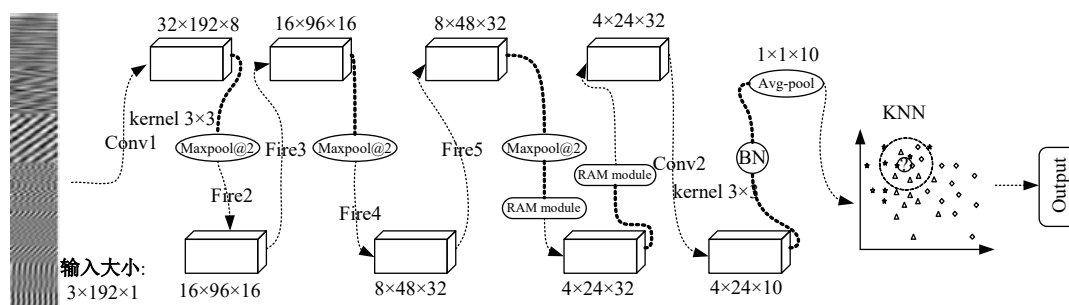


图 6 RSqueezeNet-KNN 模型的结构图

Fig. 6 Structure diagram of RSqueezeNet-KNN model

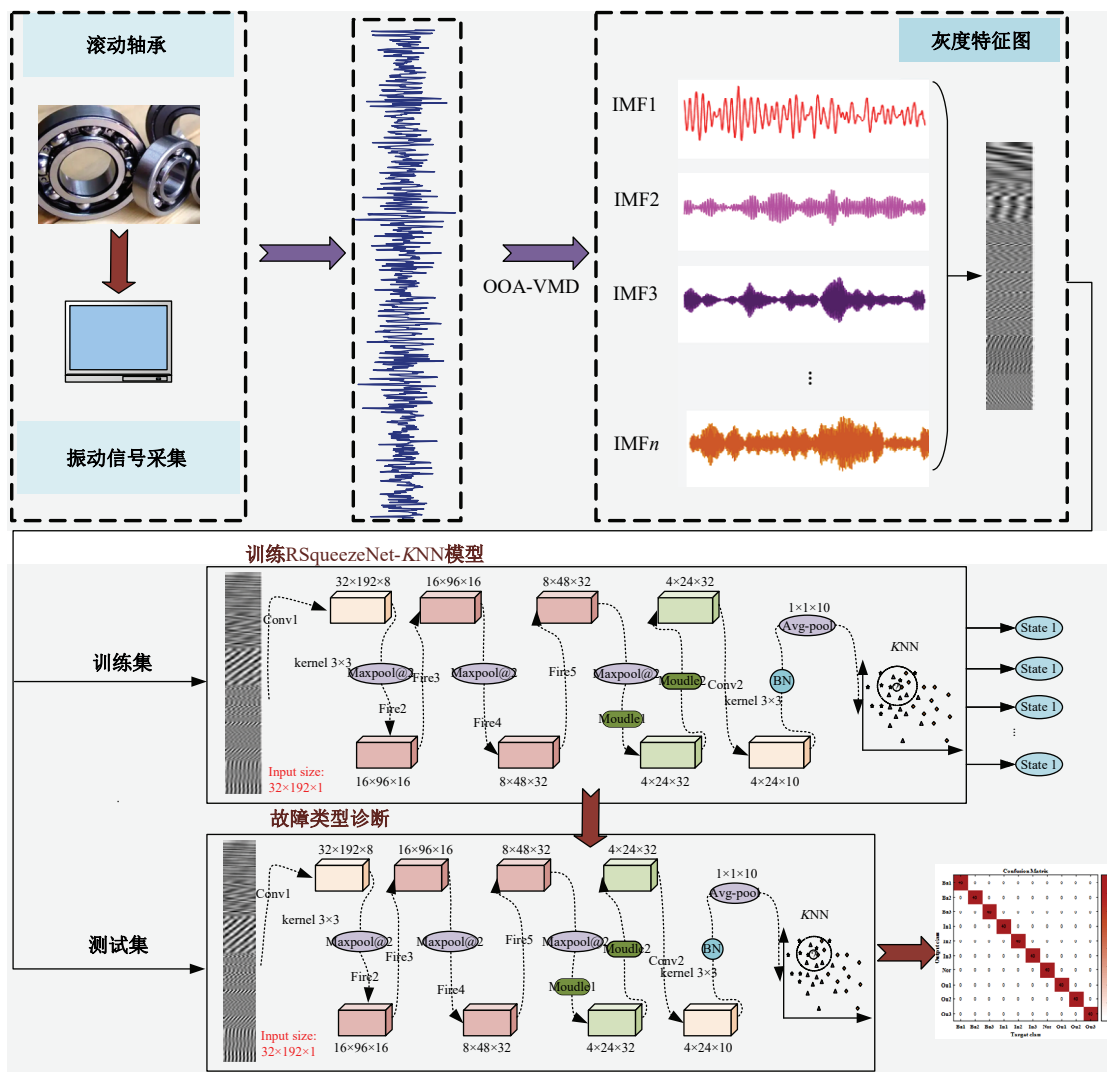


图 7 本文方法的流程图

Fig. 7 Flow diagram of proposed method

步骤 4 建立 RSqueezeNet-KNN 网络模型,

3 实验验证与分析

初始化网络超参数。

步骤 5 使用训练集对 RSqueezeNet-KNN 网络模型进行训练后,使用测试集获得每种故障类型的分类精度。

3.1 实验一 凯斯西储大学轴承故障实验(CWRU)

(1)数据集描述与处理

本实验在 CWRU^[17]数据集上进行。实验装置如图 8 所示,采用电火花技术对轴承进行单点

损伤。表 1 中详细介绍了滚动轴承的所有类型,其中包括正常状态和不同故障模式的轴承,如内圈故障、外圈故障和滚动体故障等。本文选取 1 797 r/min 工况下的驱动端轴承数据,采样频率为 12 kHz,共有 10 种轴承状态类型。每种故障包括多种故障模式,其故障特征主要表现在振动信号的变化上,如信号的幅值、频率和时频特征的变化。以 1 024 个点的长度截取数据,相邻数据之间重叠 512 个点,每种故障有 200 个样本,数据集共 2 000 个样本。将数据集以 8:2 的比例划分成训练集和测试集,用于 RSqueezeNet-KNN 模型的训练以及测试。本文将每个实验都进行 10 次,把平均值作为最终的有效值。

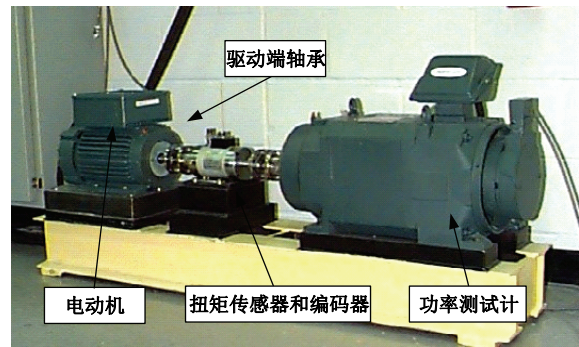


图 8 CWRU 实验装置原理图

Fig. 8 CWRU experimental device schematic diagram

表 1 CWRU 轴承状态数据说明

轴承状态	直径/英寸	标签	数据类型	样本数
正常	—	Nor	1 024	200
滚动体故障	0.007	Ba1	1 024	200
	0.014	Ba2	1 024	200
	0.021	Ba3	1 024	200
内圈故障	0.007	In1	1 024	200
	0.014	In2	1 024	200
	0.021	In3	1 024	200
外圈故障	0.007	Ou1	1 024	200
	0.014	Ou2	1 024	200
	0.021	Ou3	1 024	200

(2)OOA-VMD 数据处理实验

使用 OOA-VMD 分别对 10 种轴承状态类型数据进行处理获得最佳参数组合。以 Ba1 为例进行实验演示,得到优化曲线,如图 9 所示,OOA 在经过 2 次迭代后,适应度值就可以收敛,表明 OOA 在优化 VMD 参数过程中可以实现快速收敛。

为进一步证明 OOA 优化 VMD 参数的优越性,将 OOA 算法与几种常见启发式算法,如蝙蝠算法(Bat algorithm, BA)^[18]、粒子群优化(Particle

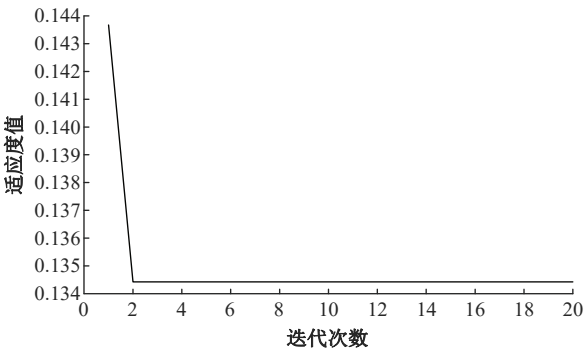


图 9 OOA 优化 VMD 迭代曲线

Fig. 9 OOA optimizes VMD iterative curve

swarm optimization, PSO)^[19]、遗传算法(Genetic algorithm, GA)^[20]和(Whale optimization algorithm, WOA)^[21]的优化结果进行对比,所有算法都设置相同的参数,优化曲线如图 10 所示(彩图见电子版,以下同),可以看出 OOA 算法收敛速度最快,具有更快的优化速度。如此得到 10 种状态类型的最佳参数组合,如表 2 所示。

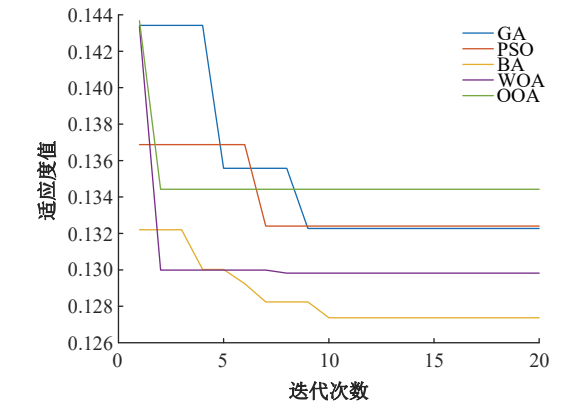


图 10 VMD 参数优化对比图

Fig. 10 Comparison chart of VMD parameter optimization

表 2 实验一中 $[K, \alpha]$ 最佳参数组合

标签	K	α
No1	7	2 000
Ba1	7	1 994
Ba2	6	1 999
Ba3	6	1 845
In1	7	1 991
In2	7	1 998
In3	7	1 996
Ou1	6	1 940
Ou2	7	2 000
Ou3	7	1 995

根据表 2 中的数据对 Ba1 进行 VMD 处理,参数 $[K, \alpha]$ 设置为 $[3, 2 000]$,并与未经优化的 VMD 处理得到的信号时域波形和频谱进行对

比,如图 11 所示,未优化的 VMD 分解后的各个 IMF 的频率成分有所重叠,频率成分分离得不够彻底,模态之间存在着一定程度的重叠和干扰;经 OOA-VMD 处理后的各 IMF 分量分解效

果良好,不存在模态混叠现象。通过对比,经过 OOA 优化后的 VMD 能够有效提高模态分离的效果,使各模态在时域和频域上的表现更为独立,分布更为合理,分解效果显著提升。

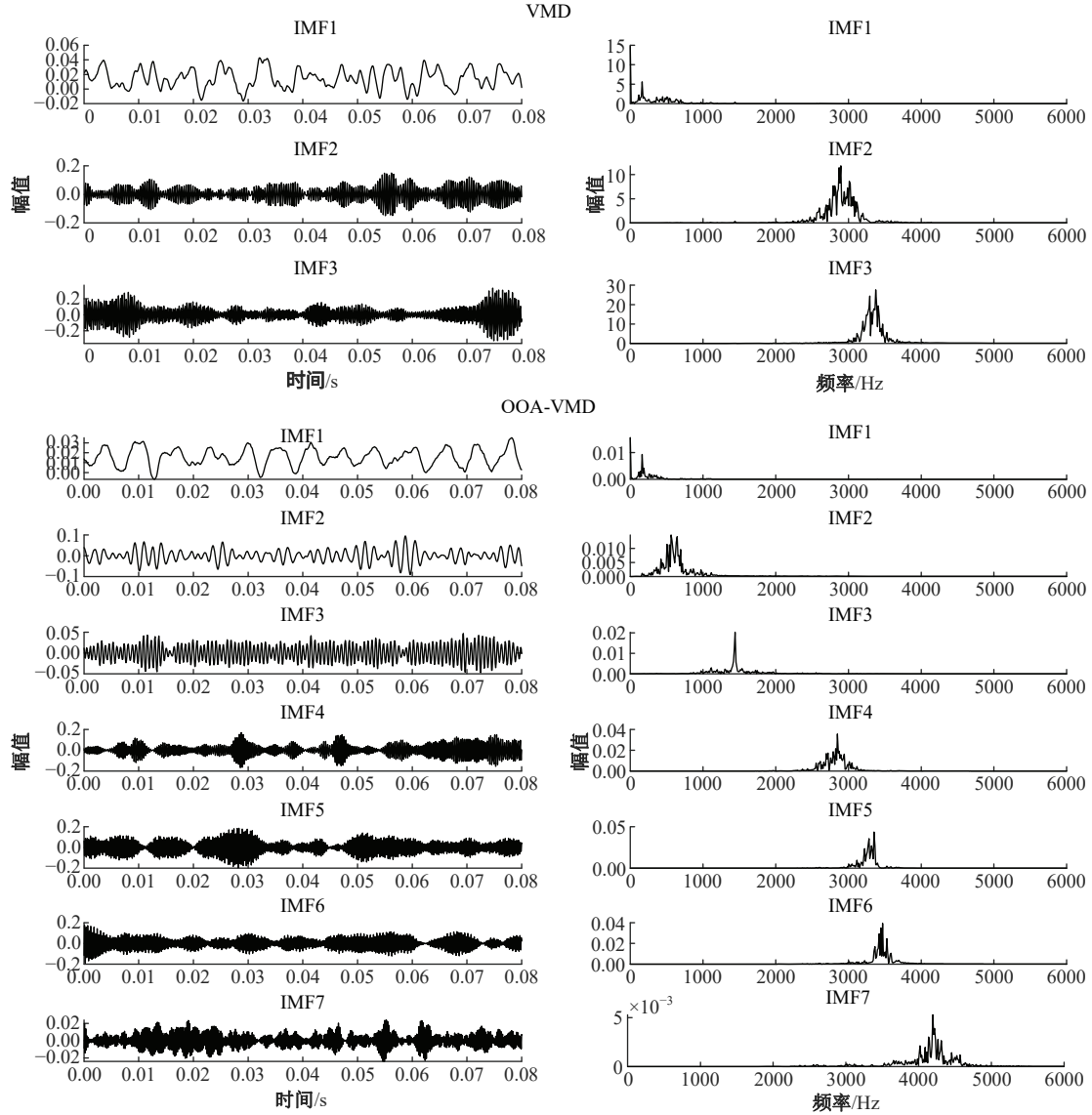


图 11 VMD 和 OOA-VMD 处理后 Ba1 的时域波形与频谱对比

Fig. 11 Comparison of time-domain waveforms and spectra of Ba1 after VMD and OOA-VMD processing

为了保证构造的灰度图像大小一致,按照模态分量中心频率从低到高的顺序选取前 6 个模态分量进行灰度图像拼接。信号的长度为 1 024,每个 IMF 分量转换成 32×32 的灰度图像,经过拼接后灰度特征图的大小为 32×192 ,如图 12 所示。拼接灰度特征图使得信号的关键特征在时频域上表达更为清晰,其不仅能够在一张图中集成多频带的信息,显著增加了图片包含信息的丰富度,有助于更大限度地保留信号的故障特征,且特别是在含有复杂信号的环境下,能够捕捉到更微

弱的故障信息,对后续网络模型提升诊断精度起到了重要作用。

(3) 网络模型参数的选择

本节基于经验和实验结果来确定网络结构的超参数。选取 Adam 优化器,为了避免网络模型过拟合现象的发生,同时考虑时间成本,设置网络模型 Max epochs=20。根据经验,网络模型的学习率以 0.01、0.001、0.000 1 进行设置,批大小以 32、64、128 进行设置,网络超参数则有 9 种不同的组合,分别记为: A[20,0.01,32]、B[20,0.01,64]、

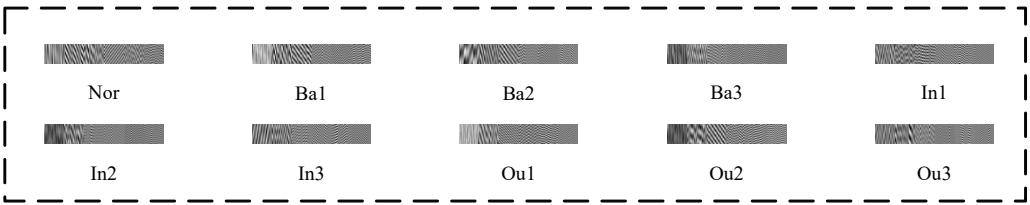


图 12 实验一中 10 种状态类型的灰度特征图像

Fig. 12 Grayscale feature images of ten state types in case one

C[20,0.01,128]、D[20,0.001,32]、E[20,0.001,64]、F[20,0.001,128]、G[20,0.0001,32]、H[20,0.0001,64]、I[20,0.0001,128]。表 3 展示了经过实验验证并结合正确率与训练时间的计算结果,网络模型最终的超参数设置为:Max epochs=20, Learning rate=0.001, Batch Size=64。

表 3 不同超参数组实验的正确率与训练时间
Table 3 Accuracy and training time in different hyperparameter combinations

超参数组合	正确率/%	训练时间/s
A	99.01	145.6
B	99.15	101.5
C	99.08	92.8
D	99.43	150.6
E	99.70	85.6
F	99.58	90.5
G	96.02	149.5
H	95.10	105.1
I	88.78	89.0

(4) 标签噪声下的诊断性能

在工业实际应用中,监督学习的诊断模型需要给样本添加标签,人工添加标签会不可避免地出现错误,影响模型最终的诊断性能。本节的实验将按照 0%、2%、5%、10% 的比例在训练集中添加错误标签的样本,形成 4 个数据集,每个数据集中包含 1 600 个训练样本,400 个测试样本。将 RSqueezeNet-KNN 模型与 RSqueezeNet、SqueezeNet、AlexNet、ResNet、WT-IResNet^[22] 和 WT-ResNet^[22] 6 种模型进行性能比较,前 4 种模型使用相同的超参数进行实验,诊断正确率如表 4 所示。表 5 记录了 7 种模型的模型大小以及训练时间。

如表 4 和表 5 所示,7 种模型诊断精度都会随着 LNR 的增加而降低,本文提出的 RSqueezeNet-KNN 模型和 RSqueezeNet 模型相较于传统 SqueezeNet 模型,参数量不仅减少了一半,性能也有一定的提升,且本文 RSqueezeNet-KNN 模型诊断正确率在所有 LNR 情况下都优于其他模型。虽

表 4 不同比例的噪声标签的模型诊断结果

Table 4 Diagnosis results of models in different proportions of label

模型	标签噪声率(Label noisy rate, LNR)			
	0%	2%	5%	10%
RSqueezeNet-KNN	100	99.60	99.35	99.13
	±0	±0.27	±0.40	±0.4
RSqueezeNet	99.70	99.20	99.03	98.80
	±0.21	±0.32	±0.41	±0.51
SqueezeNet	99.35	99.13	98.93	98.80
	±0.4	±0.4	±0.53	±0.53
AlexNet	99.35	99.16	98.75	96.53
	±0.49	±0.61	±0.88	±1.97
ResNet	98.70	98.45	98.33	97.50
	±0.55	±0.47	±0.39	±0.77
WT-IResNet ^[22]	100	99.59	99.30	98.66
	±0	±0.33	±0.32	±0.35
WT-ResNet ^[22]	99.23	98.77	97.74	95.50
	±0.35	±0.32	±0.35	±0.33

注:格式为平均正确率±标准偏差(%)。

表 5 模型大小以及训练时间对比

Table 5 Comparison of parameters and training time of models

模型	参数/MB	训练时间/s
RSqueezeNet-KNN	0.015	85.849
RSqueezeNet	0.015	85.6
SqueezeNet	0.031	95.2
AlexNet	24.723	143.2
ResNet	0.041	121.7
WT-IResNet ^[22]	0.132	661
WT-ResNet ^[22]	0.148	278

然 WT-IResNet 模型和 RSqueeNet-KNN 模型的诊断正确率非常相似,但 RSqueeNet-KNN 模型的参数和训练时间都比 WT-IResNet 模型少得多。综合考虑诊断正确率、模型参数、训练时间 3 项指标,RSqueezeNet-KNN 模型的性能都优于其他几种模型。

为了更加直观地观察 RSqueezeNet-KNN 模

型在标签噪声下的诊断结果,从表4中提取出一组数据创建混淆矩阵,如图13所示,可以很直观

地看出本文提出的方法在所有LNR下都具有很高的诊断精度,表现出优异的鲁棒性。

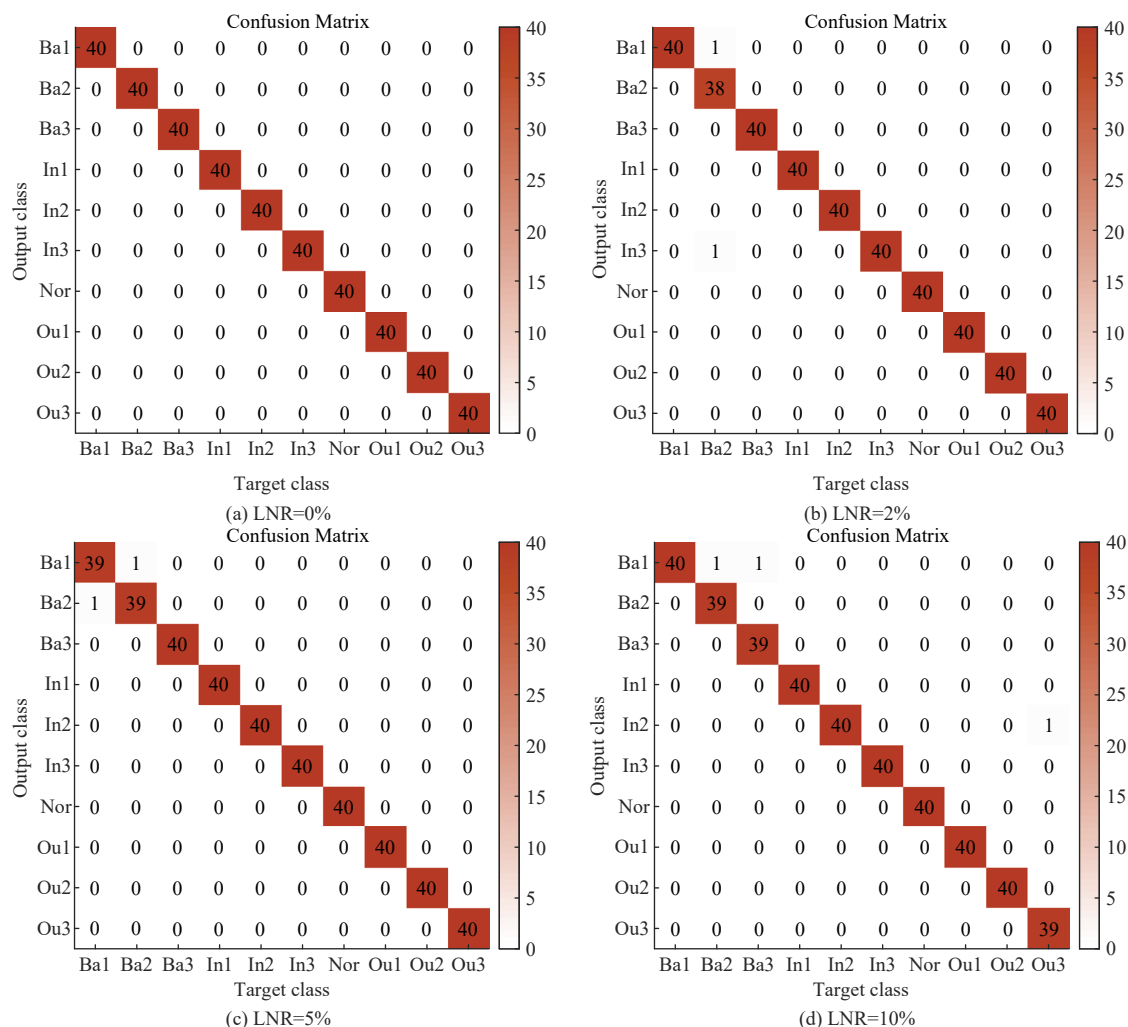


图13 不同噪声标签下预测结果的混淆矩阵

Fig. 13 Confusion matrices of forecast results in different noise labels

(5) 噪声环境下的诊断性能

为模拟工业生产中的大量噪声环境,在原始信号中分别添加信噪比(Signal noise ratio, SNR)为-4~10 dB的高斯白噪声。将RSqueezeNet-KNN模型与RSqueezeNet、SqueezeNet、AlexNet、ResNet、WT-IResNet^[22]、CNN-LSTM^[23]、VMD-DCNNs^[24]模型进行性能比较。诊断正确率如图14所示。从图14中可以看出,添加噪声后,8种模型的诊断精度都有不同程度的下降,其余7种模型在低噪声环境下拥有较为不错的正确率,但是在强噪声环境下诊断精度下降明显。本文提出的RSqueezeNet-KNN模型在所有噪声环境下,诊断精度都是最高的。

从上述分析可以得出以下结论:噪声会干扰深度神经网络的卷积核提取特征的过程,使

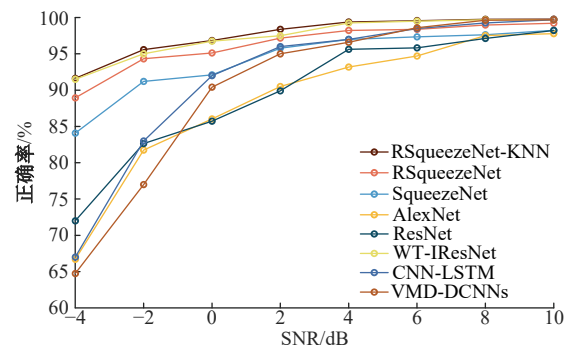


图14 实验一中噪声环境中诊断模型的性能比较

Fig. 14 Comparison of performance of diagnosis models in different noise environments in case one

其无法学习到有用的特征,最终导致对相关故障特征无法做出正确的分类。RSqueezeNet模型中RAM模块的引入,使模型能够学习到更加全面的故障特征,提高最终故障分类的精度。

RSqueezeNet-KNN 模型使用 KNN 作为分类器,相较于传统 SqueezeNet 使用的 Softmax 函数而言,具有更高的分类精度以及抗噪声特性。综合来看,本文提出的方法在噪声环境下具有很高的抗噪声鲁棒性,表现出很好的性能。

3.2 实验二 某型号航空发动机压气机转子试验器实验

(1)数据集描述与处理

本节使用某型号航空发动机压气机转子试验器数据^[25]进行相关实验,图 15 为航空发动机压气机转子试验器实物图。试验器的压气机转子主要由转子轴承、两级轮盘、工作叶片、球形轴承构成,

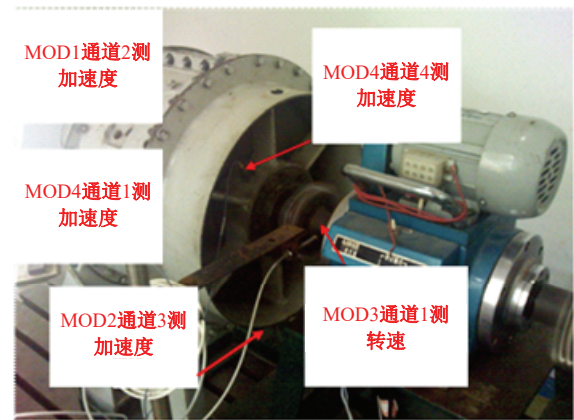


图 15 实验二中航空发动机转压气机转子试验装置实物图
Fig. 15 Physical diagram of an aero-engine compressor rotor experiment device in case two

利用电动机带动试验器旋转。压气机的静子部分主要由整流环、中机匣、工作外环、前机匣、后机匣构成。用电火花切割方法对滚动轴承进行损伤,

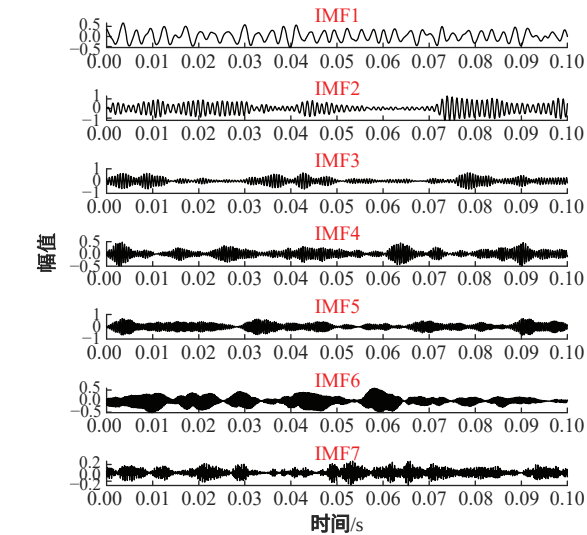


图 16 实验二中 OOA-VMD 处理后 Ba1 的时域波形与频谱

Fig. 16 Time-domain waveform and frequency spectrum of Ba1 after OOA-VMD in case two

切割深度为 0.2 mm。实验数据采样频率为 10 kHz,表 6 详细介绍了数据集的使用,同实验一进行数据处理并划分训练集与测试集。

表 6 航空发动机压气机转子测试仪轴承状态数据说明

Table 6 Aero-engine compressor rotor tester bearing state data description

轴承状态	标签	数据长度	样本数	转速/(r·min ⁻¹)
正常	Norm	1 024	800	1 500
滚动体故障	Ball	1 024	800	1 500
内圈故障	Inner	1 024	800	1 500
外圈故障	Outer	1 024	800	1 500

(2)OOA-VMD 数据处理实验

表 7 为最佳参数组合。图 16 为 OOA-VMD 分解后振动信号的时域波形与频谱,各 IMF 分量不存在模态混叠,分解效果良好。构建的灰度特征图如图 17 所示,大小为 32 × 224。

表 7 实验二中 [K, α] 的最佳参数组合

Table 7 The best parameter combinations [K, α] in case two

标签	K	α
Norm	7	1 999
Ball	7	1 934
Inner	7	1 991
Outer	7	945

(3)标签噪声下的诊断性能

本节同实验一,向训练集中添加错误标签的样本,模型对比的诊断正确率如表 8 所示,本文方法在所有 LNR 条件下,仍然具有最高的准确率,综合来看,相较于其他模型,RSqueezeNet-KNN 模型

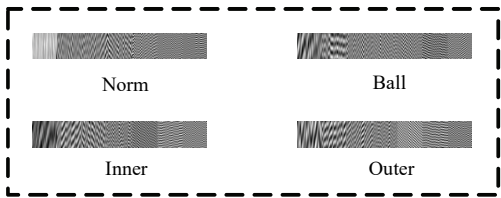


图 17 实验二中 4 种状态类型的灰度特征图像

Fig. 17 Grayscale images of four state types in case two
体积更小、正确率更高且鲁棒性更强。

表 8 实验二中不同比例的噪声标签的模型诊断结果
Table 8 Diagnosis results of models in different proportions of label in case two

模型	标签噪声率/LNR			
	0%	2%	5%	10%
RSqueezeNet-KNN	100 ±0	99.97 ±0.06	99.91 ±0.12	99.89 ±0.12
RSqueezeNet	99.95 ±0.07	99.87 ±0.14	99.84 ±0.21	99.75 ±0.27
SqueezeNet	99.94 ±0.1	99.87 ±0.09	98.83 ±0.13	99.67 ±0.32
AlexNet	99.94 ±0.14	99.62 ±0.14	99.47 ±0.12	99.38 ±0.21
ResNet	99.86 ±0.08	99.72 ±0.13	99.72 ±0.13	99.63 ±0.17
WT-IResNet ^[22]	100 ±0	99.91 ±0.08	99.91 ±0.08	99.87 ±0.13
WT-ResNet ^[22]	100 ±0	99.89 ±0.10	99.89 ±0.10	99.82 ±0.24

(4)环境噪声下的诊断性能

图 18 为本文模型与其他模型添加不同 SNR 后的诊断正确率对比结果,RSqueezeNet-KNN 模型在 2~10 dB 条件下能够达到 100% 的准确率,具有很强的特征学习和故障诊断的能力。

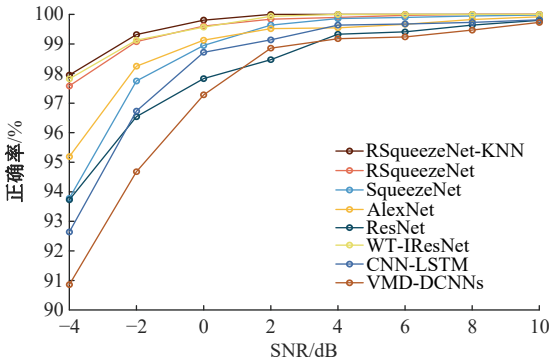


图 18 实验二中噪声环境中诊断模型的性能比较

Fig. 18 Comparison of performance of diagnosis models in different noise environments in case two

4 结束语

本文基于优化 VMD 后的 IMF 分量设计了一种多频带灰度特征图,结合改进的 SqueezeNet 网络实现滚动轴承的故障诊断。基于两组不同数据来源的实验结果得出如下结论:①使用 OOA 优化 VMD,获得最优的参数组合,将分解得到的 IMF 分量进行多频带灰度特征图的构建,提高了特征表达和提取能力;②基于 ECA 模块设计 RAM 模块,并集成到 SqueezeNet 模型中,使用 KNN 分类器代替传统 Softmax 进行故障分类,提高了故障诊断精度。本文的改进提升了模型的特征提取和故障诊断能力,整个模型快速、高准确率、轻量化、体积小,且在标签噪声和环境噪声下均有优异的诊断精度。

参考文献:

[1] Bai R, Xu Q, Meng Z, et al. Rolling bearing fault diagnosis based on multi-channel convolution neural network and multi-scale clipping fusion data augmentation[J]. Measurement, 2021, 184: No. 109885.

[2] 栾孝驰, 佟鑫宇, 沙云东, 等. 基于振动与声发射敏感参数识别的主轴承故障诊断方法[J]. 推进技术, 2024, 45(12): 269-281.

Luan Xiao-chi, Tong Xin-yu, Sha Yun-dong, et al. Main bearing fault diagnosis method based on vibration and acoustic emission sensitive parameter recognition [J]. Journal of Propulsion Technology, 2024, 45(12): 269-281.

[3] 谷玉海, 朱腾腾, 饶文军, 等. 基于 EMD 二值化图像和 CNN 的滚动轴承故障诊断[J]. 振动、测试与诊断, 2021, 41(1): 105-113, 203.

Gu Yu-hai, Zhu Teng-teng, Rao Wen-jun, et al. Fault diagnosis for rolling bearing based on EMD binarization image and CNN[J]. Journal of Vibration, Measurement & Diagnosis, 2021, 41(1): 105-113, 203.

[4] Dragomiretskiy K, Zosso D. Variational mode decomposition[J]. IEEE Transactions on Signal Processing, 2013, 62(3): 531-544.

[5] 赵德宏, 李永利. 基于 GA-VMD 分解与支持向量机的刀具故障诊断研究[J]. 沈阳建筑大学学报: 自然科学版, 2024, 40(2): 361-371.

Zhao De-hong, Li Yong-li. Research on tool fault diagnosis based on GA-VMD decomposition and support vector machine[J]. Journal of Shenyang Jianzhu University(Natural Science), 2024, 40(2): 361-371.

[6] 余萍, 赵康, 曹洁. 基于优化 A-BiLSTM 的滚动轴承

- 故障诊断[J]. 吉林大学学报: 工学版, 2024, 54(8): 2156-2166.
- Yu Ping, Zhao Kang, Cao Jie. Rolling bearing fault diagnosis based on optimized A-BiLSTM[J]. Journal of Jilin University(Engineering and Technology Edition), 2024, 54(8): 2156-2166.
- [7] 杨战社, 孔晨再, 荣相, 等. 基于 EEMD 能量熵与 ANN 的矿用异步电机故障诊断[J]. 微电机, 2021, 54(8): 23-27, 61.
- Yang Zhan-she, Kong Chen-zai, Rong Xiang, et al. Fault diagnosis of mine asynchronous motor based on EEMD energy entropy and ANN[J]. Micromotors, 2021, 54(8): 23-27, 61.
- [8] Pandya D H, Upadhyay S H, Harsha S P. Fault diagnosis of rolling element bearing with intrinsic mode function of acoustic emission data using APF-KNN[J]. Expert Systems with Applications, 2013, 40(10): 4137-4145.
- [9] Che C, Wang H, Xiong M, et al. Few-shot fault diagnosis of rolling bearing under variable working conditions based on ensemble meta-learning[J]. Digital Signal Processing, 2022, 131: No. 103777.
- [10] Gu J, Peng Y, Lu H, et al. A novel fault diagnosis method of rotating machinery via VMD, CWT and improved CNN[J]. Measurement, 2022, 200: No. 111635.
- [11] Wang Z, Zhao W, Du W, et al. Data-driven fault diagnosis method based on the conversion of erosion operation signals into images and convolutional neural network[J]. Process Safety and Environmental Protection, 2021, 149: 591-601.
- [12] Iandola F N, Han S, Moskewicz M W, et al. SqueezeNet: AlexNet-level accuracy with 50x fewer parameters and <0.5 MB model size[J/OL]. [2024-06-12]. <https://arxiv.org/abs/1602.07360>.
- [13] Ren L, Jiang L, Li C. Label confidence-based noise correction for crowdsourcing[J]. Engineering Applications of Artificial Intelligence, 2023, 117: No. 105624.
- [14] Dehghani M, Trojovský P. Osprey optimization algorithm: a new bio-inspired metaheuristic algorithm for solving engineering optimization problems[J]. Frontiers in Mechanical Engineering, 2023, 8: No. 1126450.
- [15] Lin G, Lin A. Modified multiscale sample entropy and cross-sample entropy based on horizontal visibility graph[J]. Chaos, Solitons & Fractals, 2022, 165: No. 112802.
- [16] Han G, Zhang M, Wu W, et al. Improved U-Net based insulator image segmentation method based on attention mechanism[J]. Energy Reports, 2021, 7: 210-217.
- [17] Smith W A, Randall R B. Rolling element bearing diagnostics using the Case Western Reserve University data: a benchmark study[J]. Mechanical Systems and Signal Processing, 2015, 64/65: 100-131.
- [18] Wu Q L, Lin H X. Short-term wind speed forecasting based on hybrid variational mode decomposition and least squares support vector machine optimized by bat algorithm model[J]. Sustainability, 2019, 11(3): No. 652.
- [19] Diao X, Jiang J, Shen G, et al. An improved variational mode decomposition method based on particle swarm optimization for leak detection of liquid pipelines[J]. Mechanical Systems and Signal Processing, 2020, 143: No. 106787.
- [20] Nadirgil O. Carbon price prediction using multiple hybrid machine learning models optimized by genetic algorithm[J]. Journal of Environmental Management, 2023, 342: No. 118061.
- [21] Wang H, Wu F, Zhang L. Application of variational mode decomposition optimized with improved whale optimization algorithm in bearing failure diagnosis[J]. Alexandria Engineering Journal, 2021, 60(5): 4689-4699.
- [22] Liang P, Wang W, Yuan X, et al. Intelligent fault diagnosis of rolling bearing based on wavelet transform and improved ResNet under noisy labels and environment[J]. Engineering Applications of Artificial Intelligence, 2022, 115: No. 105269.
- [23] Hao S, Ge F X, Li Y, et al. Multisensor bearing fault diagnosis based on one-dimensional convolutional long short-term memory networks[J]. Measurement, 2020, 159: No. 107802.
- [24] Xu Z, Li C, Yang Y. Fault diagnosis of rolling bearing of wind turbines based on the variational mode decomposition and deep convolutional neural networks[J]. Applied Soft Computing, 2020, 95: No. 106515.
- [25] Feng Z, Wang S, Yu M. A fault diagnosis for rolling bearing based on multilevel denoising method and improved deep residual network[J]. Digital Signal Processing, 2023, 140: No. 104106.